

文章编号: 2095-2163(2023)02-0194-06

中图分类号: TM714

文献标志码: A

# 改进鲸鱼优化算法的微电网混合储能容量配置研究

邓坤<sup>1</sup>, 温拥军<sup>2</sup>, 胡攀<sup>1</sup>, 郭永强<sup>1</sup>

(1 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025; 2 浦江光远电力建设有限公司, 浙江 浦江 322200)

**摘要:**单一类型的储能设备难以兼顾多种类型储能设备的优势,而混合储能系统能够综合不同类型储能介质的技术与经济优点。本文采用蓄电池与超级电容构成混合储能,采用经验模态分解对储能总出力进行分解,以配置综合成本最小为目标,构建混合储能容量优化配置模型。针对传统鲸鱼优化算法在求解寻优时容易早熟、陷入局部最优解等问题,引入幂函数控制参数以及自适应权重,提高全局搜索能力,并采用改进鲸鱼优化算法对模型求解。通过算例验证了本文所提方法的合理性。

**关键词:**微电网;混合储能;经验模态分解;改进鲸鱼优化算法

## Research on hybrid energy storage capacity allocation for microgrid based on improved whale optimization algorithm

DENG Kun<sup>1</sup>, WEN Yongjun<sup>2</sup>, HU Pan<sup>1</sup>, GUO Yongqiang<sup>1</sup>

(1 School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2 Pujiang Guangyuan Electric Power Construction Co. Pujiang Zhejiang 322200, China)

**【Abstract】** A single type of energy storage device is difficult to take into account the advantages of multiple types of energy storage devices, while hybrid energy storage systems can combine the technical and economic advantages of different types of energy storage media. In this paper, the battery and supercapacitor are used to constitute the hybrid energy storage, and for the hybrid energy storage power distribution problem, the empirical modal decomposition is used to decompose the total energy storage output. The hybrid energy storage capacity optimization allocation model is constructed with the objective of minimizing the integrated cost of the configuration. To address the problems that the traditional whale optimization algorithm tends to be premature and fall into local optimal solutions when solving the optimal search, power function control parameters and adaptive weights are introduced to improve the global search capability, and the improved whale optimization algorithm is used to solve the model.

**【Key words】** microgrid; hybrid energy storage; empirical modal decomposition; improved whale optimization algorithm

## 0 引言

微电网中,源、荷间的不平衡功率给电网的稳定运行带来了巨大的挑战,引入储能系统可有效应对这一问题<sup>[1]</sup>。混合储能(Hybrid Energy Storage System, HESS)相比单一储能装置,能够同时满足微电网对功率及能量的需求。

当前,国内外已有较多文献针对由蓄电池与超级电容构成的混合储能进行研究。如:文献[2]中采用傅里叶变换对净负荷功率进行频谱分析,得出混合储能系统充放电功率指令,有效平滑微电网净负荷功率波动性。文献[3]配置混合储能,平滑微电网联络线功率波动,采用傅里叶变换波动功率进

行分析。文献[4]基于风电并网功率波动标准,采用自适应小波包分解方法,处理风电场不平衡功率,对超级电容和锂电池的功率进行分配。以储能系统年综合成本最小为目标,建立考虑电池寿命衰减的混合储能容量优化配置模型,确定最佳储能系统的功率和容量配置以及相应的频率分界点。小波分解能够对非线性信号进行较好的分析,但若基波选择不当则会最终的分析结果。文献[5]建立混合储能容量双层配置模型,采用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)风电功率,由全钒液流电池平抑不满足并网波动要求的高频功率,压缩空气储能参与风电并网日前调度运行。文献[6]提出一种基于变分模态分解和希尔伯特变换

**作者简介:** 邓坤(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:储能配置;温拥军(1979-),男,学士,中级工程师,主要研究方向:电力系统规划与运行;胡攀(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:电力系统规划;郭永强(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向:微电网广义储能配置。

收稿日期: 2022-04-11

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

(VMD-Hilbert, VMD-H)的 HESS 平滑光伏发电输出功率波动策略,结合储能系统 SOC,并参考值偏差确定模糊控制规则,修正各个储能元件的充放电功率。VMD 能够减小模态混叠,但若分解层数选择的过大或者过小均会加剧模态混叠。虽然 EMD 在分解非平稳信号时存在模态混叠,但因其原理简单易于实现,目前被广泛应用于电力行业中。

本文配置混合储能系统平抑微电网中的不平衡功率,以配置综合成本最小为目标,计及储能元件的充放电效率,构建混合储能容量优化配置模型。利用经验模态分解算法(EMD)将储能系统总功率分解,由超级电容平抑高频功率,蓄电池平抑低频功率。同时改进传统鲸鱼优化算法,采用幂函数控制参数,增强算法在寻优时跳出局部最优解的能力,同时引入自适应权重因子,提高算法的寻优能力。

## 1 微电网结构

微电网通常是与电网相连处于并网模式,并且与主网进行功率和信息的交互。但由于地域原因微电网无法与主网相连接,或发生较大故障时微电网自行和主网断开形成了独立型微电网。

在独立运行时,分布式电源和储能系统协同供给微电网中的负荷。根据汇流母线的不同,可将其分为直流、交流、交直流混合微电网。在直流母线微电网中,分布式电源与储能是经过变换器接入母线的。本文选择直流母线的独立型微电网建模分析,其结构如图1所示。

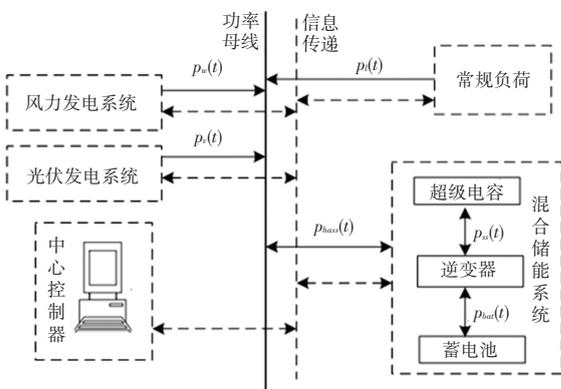


图1 微电网结构

Fig. 1 Microgrid structure

其中,  $p_w(t)$  为风力发电机组的总输出功率;  $p_v(t)$  为光伏发电输出的总功率;  $p_{hess}(t)$  为混合储能系统的输出功率;  $p_{bat}(t)$  为蓄电池输出功率;  $p_{sc}(t)$  为超级电容输出功率;  $p_l(t)$  为负荷功率。

独立微电网中的不平衡功率也称为净负荷功率,为负荷需求与风力发电、光伏发电之和的差值,如式(1)、式(2)所示:

$$p_{un}(t) = p_l(t) - p_w(t) - p_v(t) \quad (1)$$

$$p_{hess}(t) = p_{sc}(t) + p_{bat}(t) \quad (2)$$

## 2 混合储能功率分配与容量优化

### 2.1 基于经验模态分解的功率分配

EMD 适合对非线性信号进行分析,将初始信号  $x(t)$  根据不同的时间尺度特征,分解为一系列的固有模态分量(intrinsic mode function, IMF),如式(3)所示:

$$x(t) = \sum_i^N IMF_i(t) + I(t) \quad (3)$$

式中:  $IMF_i(t)$  为初始信号  $x(t)$  的第  $i$  阶固有模态分量,物理意义则是初始信号  $x(t)$  的一种波动模式,  $I(t)$  为残余分量。

对储能系统总功率进行经验模态分解,得到频率由高到低的  $N$  阶 IMF。超级电容可以快速充放电,功率密度大,能够处理高频波动功率;蓄电池响应时间较长,能量密度较大,适合处理能量高的低频波动功率。超级电容的充放电功率指令为高频波动部分,如式(4)所示:

$$p_{sc}(t) = \sum_i^D IMF_i(t) \quad (4)$$

蓄电池的充放电功率指令则是低频波动部分,为  $D+1$  阶 IMF 到残余项之和,如式(5):

$$p_{bat}(t) = \sum_{i=D+1}^N IMF_i(t) + I(t) \quad (5)$$

### 2.2 混合储能额定功率、容量

超级电容与蓄电池的充放电功率指令分别为  $p_{sc}(t)$ 、 $p_{bat}(t)$ ,所配置的超级电容与蓄电池额定功率应能在  $t$  时刻吸收最大的剩余功率或者补偿最大的功率缺额。计及储能元件的充放电效率,超级电容的额定功率为:

$$P_{CN}(t) = \max \left\{ \begin{array}{l} \min_{t_0}^{t_0+T} (p_{sc}(t)) \mid \eta_c, \\ \max_{t_0}^{t_0+T} (p_{sc}(t)) \mid \eta_d \end{array} \right\} \quad (6)$$

其中,  $\eta_d$ 、 $\eta_c$  分别为超级电容的放电、充电效率;  $t_0$  为初始时刻。蓄电池的额定功率  $P_{BN}(t)$  同理可求得。

参考文献[7]中对超级电容与蓄电池的最小额定容量的推导过程,其最小额定容量为:

$$E_{CN} = \max \left\{ \frac{\max \sum_{t=1}^T p_C(t) \Delta t - \min \sum_{t=1}^T p_C(t) \Delta t}{SOC_{\max} - SOC_0}, \frac{\max \sum_{t=1}^T p_C(t) \Delta t}{SOC_0 - SOC_{\max}} \right\} \quad (7)$$

### 3 混合储能容量优化配置模型

#### 3.1 目标函数

混合储能容量优化配置的目标为系统年综合成本最小,综合成本由等年值投资成本  $C_{cap}$  与风险惩罚成本  $C_{pun}$  组成。其中,等年值投资成本包含储能的购置成本  $C_{inv}$ 、维护成本  $C_{main}$ 、系统更换成本  $C_{rep}$  等。因此,在重构 EMD 分解得到的  $N$  个固有模态分量时,以等年值投资成本最小选择滤波阶数  $D$ ,确定蓄电池与超级电容的充放电功率指令。目标函数如式(8):

$$\min F = C_{cap} + C_{pun} = C_{inv} + C_{rep} + C_{main} + C_{pun} \quad (8)$$

(1) 混合储能购置成本:

$$C_{inv} = (c_{Pbat} P_{BN} + c_{Ebat} E_{BN} + c_{Pcap} P_{CN} + c_{Ecap} E_{CN}) \gamma \quad (9)$$

$$\gamma = \frac{r(1+r)^{T_N}}{(1+r)^{T_N} - 1} \quad (10)$$

式中:  $c_{Pbat}$ 、 $c_{Ebat}$  分别为蓄电池单位功率和单位容量的投资成本,  $c_{Pcap}$ 、 $c_{Ecap}$  分别为超级电容单位功率和单位容量的投资成本,  $P_{BN}$ 、 $E_{BN}$  分别为蓄电池的额定功率、容量,  $P_{CN}$ 、 $E_{CN}$  分别为超级电容的额定功率、容量,  $r$  为投资折现率,  $T_N$  为储能系统的额定使用年限。

(2) 全寿命周期内储能系统的更换成本:

$$C_{rep} = \gamma(c_{Pbat} P_{BN} + c_{Ebat} E_{BN}) n_b \quad (11)$$

由于超级电容充放电寿命达到几十万次甚至上百万次,在配置期间不考虑寿命损耗。然而,蓄电池使用损耗较大,  $n_b$  为更换次数<sup>[8]</sup>。

(3) 混合储能系统维护成本:

$$C_{main} = y_{sc} E_{CN} + y_{sb} E_{BN} \quad (12)$$

式中:  $y_{sc}$ 、 $y_{sb}$  分别为超级电容器、蓄电池单位容量的年均维护成本。

(4) 系统切负荷、弃风、弃光惩罚成本:

$$C_{pun} = (c_{pun} \sum_{t=1}^T P_{cut}(t) \Delta t + c_{lost} \sum_{t=1}^T (p_{lost,w}(t) + p_{lost,v}(t)) \Delta t) \times 365 \quad (13)$$

式中:  $p_{cut}(t)$  为  $t$  时刻系统切负荷功率,  $p_{lost,w}(t)$ 、 $p_{lost,v}(t)$  为  $t$  时刻弃风、弃光功率,  $c_{pun}$  为切负荷单位惩罚成本,  $c_{lost}$  为弃风弃光单位惩罚成本。

#### 3.2 约束条件

(1) 系统允许出现功率缺额,但也要保证系统供电可靠性,因此要保证各时段切负荷电量不能超过最大值。

$$0 \leq p_{cut}(t) \leq p_{cut}^{\max} \quad (14)$$

式中  $p_{cut}^{\max}$  为各时刻最大切负荷值。

(2) 为保证新能源消纳,不能出现大量的弃风、弃光。因此,需要保证各时段弃风、弃光量不能超过最大值。

$$0 \leq p_{lost,i}(t) \leq p_{lost,i}^{\max} \quad (15)$$

式中  $p_{lost,i}^{\max}$  为各时刻最大弃风、弃光量。

### 4 改进鲸鱼优化算法

配置混合储能系统,平抑微电网系统中的净负荷功率是一种非线性规划问题,而 WOA 作为群体智能算法中的新型算法,虽具有原理新颖、结构简单、优化效果突出、搜索能力强,并在求解非线性问题上具有一定优势,但在跳出局部最优、平衡全局搜索能力与局部开发能力等方面仍存在缺陷。因此,本文引入非线性控制参数与自适应权重增强全局搜索能力改进鲸鱼优化算法,采用改进鲸鱼优化算法 (Improved Whale Optimization Algorithm, IWOA) 对模型求解。

#### 4.1 鲸鱼优化算法

##### 4.1.1 包围捕食阶段

在包围阶段,鲸鱼群体相互传递猎物所处的位置信息,使整个群体不断朝着最接近猎物的鲸鱼个体移动;而距离猎物最近的鲸鱼个体再通过随机搜寻,进一步缩短与猎物的距离,从而逐渐收缩包围圈、靠近猎物。猎物的位置信息即所求问题的最优解。

鲸鱼种群包围捕食阶段的数学模型为:

$$D = |CX_p(k) - X(k)| \quad (16)$$

$$X(k+1) = X_p(k) - AD \quad (17)$$

其中,  $k$  为当前迭代次数;  $X(k)$  为当前鲸鱼的位置向量;  $X_p(k)$  代表当前最优鲸鱼的位置向量。而  $A$ 、 $C$  系数向量的数学模型可以表示为:

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (18)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (19)$$

其中,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0,1]$  间的随机数,  $a$  是随迭代次数的增加,从 2 线性递减到 0 的控制参数。其数学模型表示为

$$a(k) = 2 - \frac{2k}{\text{Max\_iter}} \quad (20)$$

其中,  $\text{Max\_iter}$  代表最大迭代次数。

##### 4.1.2 螺旋更新阶段

在此阶段,鲸鱼围绕猎物不断地螺旋游走、逼近猎物,以此达到最终捕获猎物的目的。其数学模型

可以表示为

$$\mathbf{X}(k+1) = D e^{bl} \cos(2\pi l) + \mathbf{X}_p(k) \quad (21)$$

其中,  $b$  是限制对数螺旋形状的常数,  $l$  为  $[0, 1]$  间的随机数。

#### 4.1.3 猎物搜寻阶段

为提高全局搜索能力, 鲸鱼个体需要随机搜索猎物。在此过程中, 鲸鱼个体通过  $|A|$  的值来判断是搜索猎物阶段还是包围捕食阶段。当  $|A| \geq 1$  时, 鲸鱼个体在收缩包围圈的同时进行随机更新。这种策略在很大程度上可以使每个个体远离当前最优解, 从而具有较强的跳出局部最优的能力。则猎物搜寻阶段的数学模型可以表示为:

$$D = |C \mathbf{X}_{rand}(k) - \mathbf{X}(k)| \quad (22)$$

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}_{rand}(k) - AD \quad (23)$$

其中,  $\mathbf{X}_{rand}(k)$  为当前鲸鱼种群中随机个体的位置向量。在参数  $|A|$  取其他范围时, 鲸鱼个体进行局部搜索, 选择螺旋方式进行位置更新。

#### 4.2 改进鲸鱼优化算法

根据 WOA 算法原理可知, 通过调节参数  $|A|$  的大小, 来平衡全局搜索与局部搜索能力。而参数  $|A|$  主要取决于控制参数  $a$  的变化,  $a$  越大则参数  $|A| \geq 1$  越有可能发生, 则算法的全局搜索能力越强; 同理  $a$  越小, 算法的局部搜索能力越强。控制参数  $a$  以线性函数减小, 算法仅迭代至中期, 此时参数  $a$  已经减小了一半, 全局搜索能力下降迅速, 容易陷入早熟。

针对上述问题, 本文采用幂函数来控制参数  $a$ 。搜索前期参数  $a$  缓慢减小, 其值仍然较大, 提高算法全局搜索能力, 迭代后期参数  $a$  迅速减小至 0, 增强局部搜索能力为

$$a(t) = 2 \left( 1 - \left( \frac{t}{\text{Max\_iter}} \right)^2 \right) \quad (24)$$

式中:  $t$  表示当前迭代次数,  $\text{Max\_iter}$  为最大迭代次数。

文献[9]表明, 权重因子  $\omega(t)$  对平衡全局搜索与局部搜索有较强的指导作用。当  $\omega(t)$  较大时, 寻优的种群能够在更大的空间内寻找最优值, 侧重于全局搜索; 而当  $\omega(t)$  较小时, 能够在较小范围内进行高精度搜索。为了提高 WOA 寻找最优解的能力, 采用指数函数控制的自适应权重因子, 利用其更新寻优位置。权重位置调整数学模型为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \omega \mathbf{X}_p(t) - AD (P < 0.5) \\ D e^{bl} \cos(2\pi l) + \omega \mathbf{X}_p(k) (P \geq 0.5) \end{cases} \quad (25)$$

$$\omega(t) = \frac{e - e^{\frac{t}{\text{Max\_iter}}}}{e - 1} \quad (26)$$

由式(26)可知, 在迭代前期  $\omega(t)$  的值减缓较慢, 意味着参与调整的值较大, 全局寻优能力较强; 到了迭代后期,  $\omega(t)$  减小较快直到最终为 0, 算法的局部寻优能力较强。同时采用随机差分变异, 增加群体个体的多样性。本文以综合配置成本最优为目标, 采用 IWOA 算法求解混合储能总出力, 得到储能系统最优出力。

### 5 算例分析

以中国贵州某地区的风光互补微电网为例, 选取该地区典型日风光出力以及常规负荷用电, 采样间隔 5 min, 出力曲线如图 2 所示。其中, 系统参数参考文献[10]。

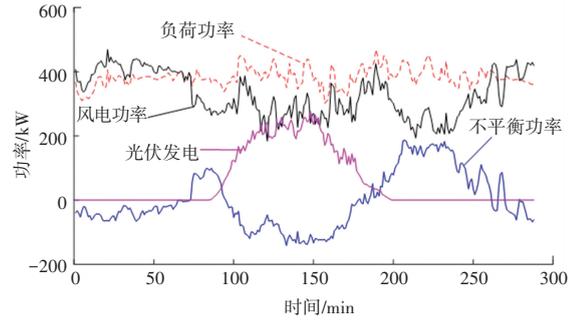


图 2 典型日风光荷出力

Fig. 2 Typical daily wind and light load force curve

采用 EMD 算法对混合储能出力的分解结果如图 3 所示。由此可见, IMF1 为功率波动最迅速的分量, IMF2~IMF6 功率的波动依次减缓, 对应的瞬时频率曲线依次降低, 各 IMF 能够较好的反映出储能总出力的波动特性。

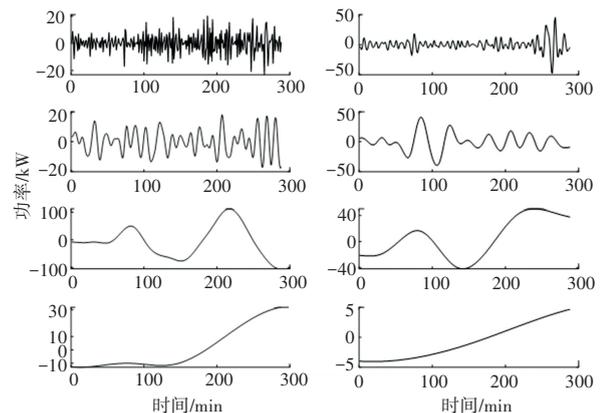


图 3 EMD 分解结果

Fig. 3 EMD decomposition result

## 5.1 配置结果分析

普通鲸鱼算法与改进鲸鱼算法的优化配置结果见表1。从表1可以看出,采用IWOA算法综合配置成本,相比采用WOA算法降低了3.02万元;超级电容的额定容量相比较IOWA算法寻优结果高出2.52 kW·h,表明IWOA算法具有更强的寻优能力。

表1 配置结果

Tab. 1 Configuration results

参数	WOA	IWOA
超级电容器额定功率/kW	60.72	55.71
超级电容器额定容量/(kW·h)	21.61	19.09
蓄电池额定功率/kW	168.32	158.16
蓄电池额定容量/(kW·h)	1 323.9	1 305.52
置换成本/万元	35.41	34.31
综合配置成本/万元	62.34	59.32

分别采用普通鲸鱼算法与改进鲸鱼算法对比,寻优收敛曲线如图4所示。可以看出,普通鲸鱼算法迅速收敛,迭代至50代,最优值基本不再变化,陷入局部最优。改进鲸鱼算法,由于幂函数控制参数 $a(t)$ 、权重因子 $\omega(t)$ ,在迭代前期仍然较大,更有利于寻优时跳出局部最优解,能够在更大的范围内寻找最优解,表明改进鲸鱼算法比普通鲸鱼算法的寻优能力更强。

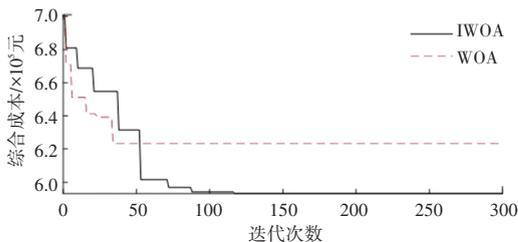


图4 收敛曲线

Fig. 4 Convergence curve

## 5.2 功率分界点对配置结果的影响

不同功率分界点下系统配置综合成本如图5所示。当分界点 $D = 0$ 时,只配置蓄电池; $D = 7$ 时只配置超级电容器。系统配置综合成本随着分界点的增加,呈现先减小后增大的趋势。功率分界点越小,蓄电池承担的不平衡功率越大,而低频功率变化较快,蓄电池的充放电次数频繁,减少了电池的使用寿命,增加了更换成本。功率分界点越大,超级电容承担的不平衡功率越大。当分界点为7时只配置超级电容,大大增加了超级电容的额定容量。由于电容器的单位容量成本较昂贵,因此配置综合成本大幅度提高。

当功率分界点 $D = 3$ 时,系统综合配置成本最

低。可见,配置混合储能相比单一储能成本更低,混合储能充分发挥了不同储能介质的充放电特性以及经济优势。

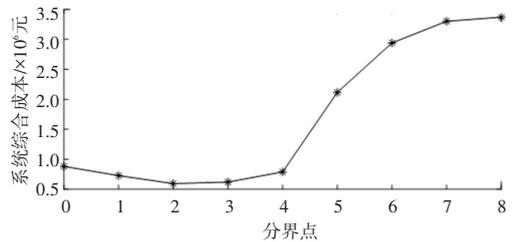


图5 系统综合配置成本-功率分界点关系

Fig. 5 System integrated configuration cost - power direction point relationship

图6为蓄电池与超级电容器充放电功率。由图中可见,蓄电池承担不平衡功率波动较为缓慢部分,而超级电容承担不平衡功率中波动较为频繁部分,所需容量较小,符合超级电容的充放电特性点。蓄电池充放电功率与原不平衡整体趋势相同,所需容量较大,能够发挥蓄电池单位容量价格较为经济的优势。

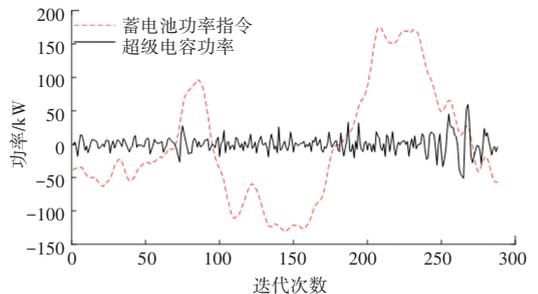


图6 蓄电池与超级电容器充放电功率

Fig. 6 Battery and supercapacitor charging and discharging power

## 6 结束语

本文对于独立型微电网,考虑不同储能设备的充放电特点,对微电网中的不平衡功率进行分解,配置混合储能,相比较配置单一储能设备能够有效降低系统配置综合成本。对于所构建的模型,采用改进鲸鱼优化算法求解,增强了算法的全局寻优能力,提高了算法的求解精度。

## 参考文献

- [1] 肖峻,张泽群,张磐,等. 用于优化微电网联络线功率的混合储能容量优化方法[J]. 电力系统自动化,2014,38(12):19-26.
- [2] 王成山,于波,肖峻,等. 平滑微电网联络线功率波动的储能系统容量优化方法[J]. 电力系统自动化,2013,37(3):12-17.
- [3] 李文,陈海东,崔战涛,等. 基于离散傅里叶频谱分析的直流配电网储能规划配置方法[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(7):92-98.
- [4] 张鹏,张峰,梁军,等. 采用小波包分解和模糊控制的风电机组

- 储能优化配置[J]. 高电压技术, 2019 (2): 609-617.
- [5] 齐晓光,姚福星,朱天瞳,等. 考虑大规模风电接入的电力系统混合储能容量优化配置[J]. 电力自动化设备,2021,41(10): 11-19.
- [6] 李亚楠,王倩,宋文峰,等. 混合储能系统平滑风电出力的变分模态分解-模糊控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 58-65.
- [7] 张晴,李欣然,杨明,等. 净效益最大的平抑风电功率波动的混合储能容量配置方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(14): 40-48.
- [8] 何俊强,师长立,马明,等. 基于元模型优化算法的混合储能系统双层优化配置方法[J]. 电力自动化设备,2020,40(7): 157-167.
- [9] 李畴勇,张伟斌,赵新哲,等. 改进鲸鱼算法优化支持向量回归的光伏最大功率点跟踪[J]. 电工技术学报,2021,36(9):177.
- [10] 罗鹏,杨天蒙,娄素华,等. 基于频谱分析的微网混合储能容量优化配置[J]. 电网技术,2016,40(2):376-381.

---

(上接第 193 页)

- [7] WANG Z. Markov chain Monte Carlo methods for lattice Gaussian sampling: Convergence analysis and enhancement [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(10): 6711-6724.
- [8] LINDBERG D V, OMRé H. Inference of the transition matrix in convolved hidden Markov models and the generalized Baum - Welch algorithm [ J ]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(12): 6443-6456.
- [9] YANG T, CAPPELLE C, RUICHEK Y, et al. Online multi-object tracking combining optical flow and compressive tracking in Markov decision process[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 58(1): 178-186.
- [10] LIU J, CAO X, LI Y, et al. Online multi-object tracking using hierarchical constraints for complex scenarios [ J ]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(1): 151-161.
- [11] TIAN W, LAUER M, CHEN L. Online multi-object tracking using joint domain information in traffic scenarios [ J ]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(1): 374-384.